

## 평균법의 후처리기로 Prony 방법을 이용한 시각자극 유발전위의 추론

강병윤 · 이용희\* · 윤형로 · 윤영로

연세대학교 보건과학대학 의공학과, 의공학연구소, \*한라대학교 전기·전자·제어공학부

(2000년 1월 14일 접수, 2001년 4월 4일 채택)

## Estimation of Visual Evoked Potentials using Prony Method

B.Y. Kang, Y.H. Lee\*, H.R. Yoon, Y.R. Yoon

Dept. of Biomedical Engineering, College of Health Science, Yonsei Univ,  
Research Institute of Medical Engineering,

\*Division of Electrical and Computer Engineering, Halla Institute of Technology

(Received January 14, 2000. Accepted April 4, 2001)

**요약**: 시각자극 유발전위 추론시에 사용되는 평균법은 많은 횟수의 단일-시도 유발전위(single-trial evoked potential)의 기록이 필요하다. 본 논문에서는 이러한 평균법의 후처리기로 Prony 방법을 적용하여 향상된 신호-대-잡음비를 제공하는 방법을 제안하였다. Prony 방법은 유발전위와 같은 잡음이 섞여 있는 신호에서 지수함수를 추론하는데 많이 적용되어져 왔다. 여러 가지 잡음 모델을 이용한 시뮬레이션과 실제 시각자극 유발전위 데이터를 이용한 실험을 통해 Prony 방법이 평균법의 후처리기(post-processor) 기능으로서 사용될 때, 신호의 질적인 향상 측면 뿐 아니라 평균법 사용시 단일-시도 유발전위의 기록 횟수의 단축이라는 결과도 가져옴을 보였다.

**Abstract**: The averaging that we have used in estimation of visual evoked potentials needs to record many times of single-trial evoked potentials. In this paper, we proposed Prony method as a post-processor of the averaging to offer higher SNR. Prony method has applied to noisy signal such as VEP to estimate exponential function. We proved that usage of Prony method as a post-processor rises the quality of signal and reduces the number of single-trial evoked potential records through simulation with various noisy signal and experiment against real VEP.

**Key words**: Evoked potential. Visual evoked potential. Averaging. Prony method

### 서 론

유발전위(Evoked Potentials: EPs)는 시각이나 청각, 그리고 체성감각 등에 대한 중추 신경계의 전기적인 반응으로서 중추 신경계의 여러 가지 부위에 대한 선택적인 정보를 제공해 줄 수 있다[1]. 시각자극 유발전위는 자극율이나 사용되는 자극의 내용, 자극의 형태, 자극의 크기나 밝기와 같은 자극 파라미터에 따라 구분하는데, 그 중 빛이나 정현파, 체커보드 등의 자극의 내용에 따른 시각자극 유발전위는 시신경 교차지

점이나 시신경 교차지점의 후방쪽의 이상을 관찰할 수 있고, 시각적인 예민함이나 굴절이상에 대한 안과학 쪽의 시험에 사용될 수 있기 때문에 임상 연구에 많이 사용된다[2].

이러한 중요성으로 인해 여러 가지 방법으로 배경 잡음이나 연속적인 전기적 신경 활동으로부터 경과적인 데이터(transient data)를 추출해 내는 것이 시각자극 유발전위 연구의 가장 기본적이고 중요한 문제로 여겨져 왔다. 지금까지 가장 간단하면서 자주 사용된 방법으로서 단일-시도 유발전위를 평균하는 평균법이 있다. 평균법은 신호-대-잡음 비율을 증가시킬 수는 있으나, 신호의 질적인 면이 단일-시도 유발전위를 얼마나 많이 반복했는가에 대한 반복성에 의존한다는 단점을 가지고 있다[3]. 이러한 반복성에 대한 단점을 줄이기 위해 여러 가지 시도가 있었으며, 특히 잡음이 섞여 있는 신호에서 지수 함수 신호를 추론하는 방법들이 많이 시도되었다. 그 대표적인 방법으로서 Prony 방법을 들 수 있는데, 이는 1795년

본 연구는 과학기술부 한국과학재단 지정 연세대학교 의공계측 및 제형공학 연구센터의 지원에 의한 것임.

통신저자: 윤영로, (220-710) 강원도 원주시 흥업면 배저리

연세대학교 의공학과

Tel. 033-760-2440, Fax. 033-760-2197

E-mail. yoon@dragon.yonsei.ac.kr

Baron de Prony에 의해 제안된 것으로, 기본적인 동기는 기록된 데이터에 지수함수 모델을 맞추는 것이다[4]. Demiralp와 Ademaglu는 유발전위는 감쇄 지수함수들의 합으로 나타낼 수 있고, 유발전위의 Prony 분해를 통해 유발전위를 발생시키는 신경조직의 구조적 특징을 간파할 수 있음을 증명하였다[4-5]. 이러한 고전적인 Prony 방법을 수정하여 maximum likelihood estimation과 같은 방법으로서, 선형 및 homogeneous 파라미터에 대한 차분 방정식을 만족하는 함수를 추론하기 위한 Prony 방법이 있다. Osborne과 Smyth는 보다 정확한 함수 적합성의 경우를 고려하여, 그 결과로서 이러한 Prony 방법이 그러한 경우에 근사적으로 안정하다는 것을 증명하였다[6].

본 논문에서는 평균법 적용 후의 시각자극 유발전위에 여러 가지 형태의 잡음을 첨가하여 평균법 진행 과정의 신호를 생성하였다. 그리고 Prony 방법을 적용하여 시각자극 유발전위를 최적으로 추론할 수 있는 기반을 마련 한 후, 실제 데이터에 적용하여 평균법의 단점을 보완하고, 평균법의 후처리기로 사용되어 유발 전위 추론에 있어서 Prony 방법의 효율성을 증명하고자 한다.

**고전적인 유발전위 추론 방법의 단점**

평균법은 유발전위 추론에 가장 많이 사용된 고전적인 방법으로서 매 번의 자극 후에 측정되는 유발전위와 자발전위가 중첩된 신호 파형에서 유발전위와 자발전위의 신호특성이 다를 수 이용한 것이다[7]. 만약 결정적이고, 반복적인 신호에 임의의 잡음이 첨가되고, 신호의 발생 시간을 정확히 알고 있다면, 평균법은 m번을 평균하였을 경우 신호-대-잡음비를  $\sqrt{m}$ 배만큼 개선시키는 결과를 가져온다. 그러나, 평균법의 경우 신호의 모델에 있어서 신호는 순수하게 결정적이어야 한다는 잘못된 가정이 있다[8]. 이는 식 (1)처럼 나타낼 수 있는데, 같은 자극 동안에 신호는 각각의 자극이 반복될 때마다 정확하게 그 차례로 반복되어야 한다는 것을 의미한다.

$$S_i(t) = S_j(t), \quad \forall i \text{ and } j \tag{1}$$

그림 1의 경우에서 좌측 열은 평균화된 유발전위를 나타내고, 우측 열은 단일-시도 유발전위를 나타내는데, 아래 행에서 평균화가 잘 된 것처럼 보이지만, 실제로 다른 크기의 유발전위가 나타났으나 결과는 동일함을 나타낸다. 따라서, 크기에 있어서의 변화는 반영되지 않은 것을 볼 수 있다. 그림 2에서 각각의 자극에 따라 latency가 시간 차원에서 이동이 일어나 결과적으로 평균화의 오류를 나타낼 수 있음을 의미한다. 따라서, 이러한 오류를 줄이기 위해서는 다량의 데이터에 평균법을 적용해야만 한다는 것이 평균법의 단점이 될 수 있음을 알 수 있다.

**차분 방정식을 이용한 Prony 방법**

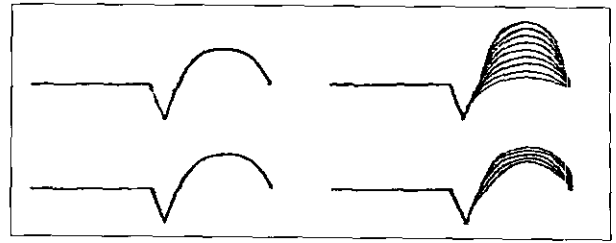


그림 1. 평균법으로 인한 크기에서의 변화  
Fig. 1. Schematic diagram to illustrate ambiguity present in averaged potential records(variation in amplitude)

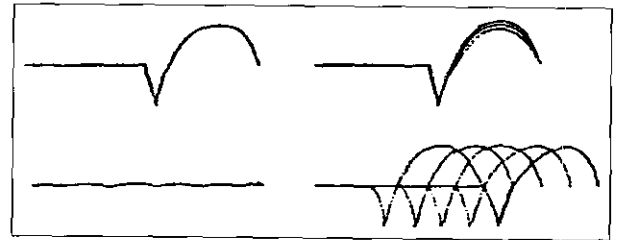


그림 2. 평균법으로 인한 latency의 변화  
Fig. 2. Schematic diagram to illustrate ambiguity present in averaged potential records(variation in latency)

Latency가 짧은 유발전위의 경우 반복성을 이용하여 추론할 수 있으나, latency가 긴 유발전위의 경우 반복성을 이용할 때 현저하게 불안정함을 Donchin과 Cohen이 증명하였다(1967)[9]. 이러한 latency에서의 변화를 보상하기 위해, latency-corrected 평균법(Mchillem, Aunon, 1997), 적응 필터(adaptive filter)(Thakor, 1987), least-square Prony 추론(Hansson et al., 1996)등이 있다[10, 11, 12].

지수함수 적합성(Exponential function fitting)을 위한 Prony 방법은 고정된 p값으로 식 (3)과 같은 상수 계수를 갖는 미분방정식을 만족하는 함수  $\mu$ 를 추론하는데 사용된다.

$$\sum_{k=1}^n \xi_k D^{k-1} \mu = 0 \tag{3}$$

데이터  $y_i$ 가 있을 경우,  $y_i = \mu(t_i) + \epsilon_i$ 는 일정한 시간간격으로 놓여져 있고,  $\epsilon_i$ 는 평균이 0이고 분산  $\sigma^2$ 에 독립적이다. 복소지수함수, 감쇄 정현함수, 비감쇄 정현함수, 실 지수함수 등을 포함하는 식 (3)에 대한 해답은 계수로서  $\xi_k$  다항식의 근에 의존한다. 그리고, 신호의 주기적 특성이나 시간에 따른 변화성, 그리고 실수나 복소수 특성에 따라 다르나, 본 논문에서는 데이터가 실수라는 점을 고려하여 식 (4)와 같이 실 지수함수의 합을 실제 데이터에 맞추는 것에 중점을 두었다[6].

$$\mu(t) = \sum_{j=1}^n a_j e^{-\beta_j t} \tag{4}$$

위와 같은 Prony 방법은  $t_i$ 가  $t_i = i/n$  ( $i=1, \dots, n$ )처럼 등

일한 간격을 가질 때,  $\mu(t)$ 가 정확하게 차분 방정식을 만족한다는 사실을 이용하여 계수를 추론하게 된다.  $\alpha_j$ 를 추론한 후에 자승의 남아 있는 합은 차분 방정식의 계수들의 합으로만 표현될 수 있다.  $\mu(t)$ 는 식 (3)을 만족하고, 식 (6)과 같이 다항식이  $m_j$ 개의  $-\beta_j$ 의 근을 가진다는 가정이 필요하다.

$$p_\xi(z) = \sum_{k=1}^{s+1} \xi_k z^{k-1}, \quad j=1, \dots, s \quad (5)$$

식 (5)가 성립이 되면, 식 (3)은 식 (6)과 같이 표현될 수 있다.

$$\prod_{j=1}^s (D + \beta_j I)^{m_j} \mu(t) = 0 \quad (6)$$

그렇다면,  $\mu$ 에 대한 일반적인 해는 식 (7)과 같이 표현될 수 있다.

$$\mu(t) = \sum_{j=1}^s \sum_{k=1}^{m_j} \alpha_{jk} t^{k-1} e^{-\beta_j t} \quad (7)$$

$\alpha_{jk}$ 는 fundamental solution의 계수이고, 근  $\beta_j$ 는 일반적으로 복소수 쌍을 포함한다.

이 차분 방정식에 이산 근사의 과정으로서, Prony 매개변수의 순환형태를 유도하기 위한 기본 식 전진 이동 연산자(forward shift operator)  $H$ 를  $H\mu(t) = \mu(t + \frac{1}{n})$ 이라 정의하고, Prony 매개변수의 차분 형태를 유도하기 위한 기본 식 차분 연산자(difference operator)  $\Delta$ 를  $\Delta = n(H - I)$ 라 정의한다면,  $\zeta_j = n(1 - e^{-\beta_j/n})$ 일 때, 연산자  $(\Delta + \zeta_j I)^{m_j}$ 는  $t^{m_j-1} e^{-\beta_j t}$  항을 소멸시키는 것이 증명된다. 그러므로  $\mu$ 는 식 (8)과 같은 차분 방정식을 만족시킨다.

$$\prod_{j=1}^s (\Delta + \zeta_j I)^{m_j} \mu(t) = 0 \quad (8)$$

차분 방정식에서의 이산 근사와 같이 전진 이동 연산자의 합으로 된 이산 근사 과정이 있다.

함수  $t^{m-1} e^{-\beta t}$ 는  $\rho_j = e^{-\beta/n}$ 일 때, 연산자  $(H - \rho_j I)^m$ 에 의해 소멸된다. 그러므로  $\mu$ 는 식 (9)와 같은 순환 방정식을 만족한다.

$$\prod_{j=1}^s (H - \rho_j I)^{m_j} \mu(t) = 0 \quad (9)$$

식 (9)는 식 (10)과 같이 표현될 수 있다.

$$\sum_{k=1}^{s+1} \delta_k H^{k-1} \mu(t) = 0 \quad (10)$$

순환방정식과 차분방정식을 행렬 형태로 나타내어 지수함수 맞춤 문제를 감소된 자승의 합으로 나타낼 수 있다.  $A$ 를  $\beta$ 의  $n \times p$  행렬 함수로 가정하고,  $A$ 의 원소를  $A_{ij} = e^{-\beta_j t}$ 라고 하면,  $\mu$ 는 식 (11)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\mu = A(\beta)\alpha \quad (\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_p)^T) \quad (11)$$

데이터  $y$ 를  $y = (y_1, \dots, y_n)^T$ 이라 할 때, 자승의 합은 식 (12)와 같이 표현될 수 있다.

$$\phi(\alpha, \beta) = (y - \mu)^T (y - \mu) \quad (12)$$

### 시뮬레이션

#### 최적의 추론결과를 위한 p값 결정

Prony 방법을 적용하기 위해서는 식 (4)에서와 같이 p값을 결정하여야 한다. 본 논문에서는 임의의 10개의 평균화된 시각 자극 유발전위를 선택하여 최적의 p값을 얻기 위해 Prony 방법을 적용하였다. 즉, p값을 1에서부터 입력된 데이터와 추론

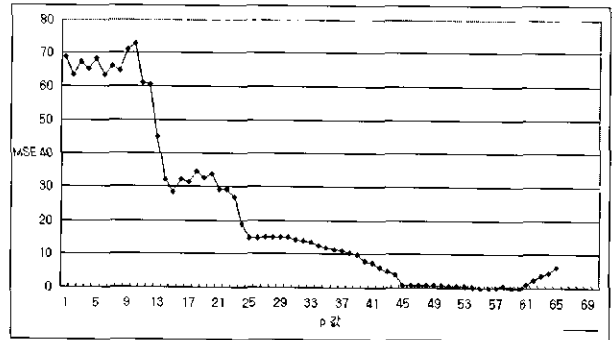


그림 3. p값에 따른 추론 오차 제곱의 합  
Fig. 3. Mean square error to p value

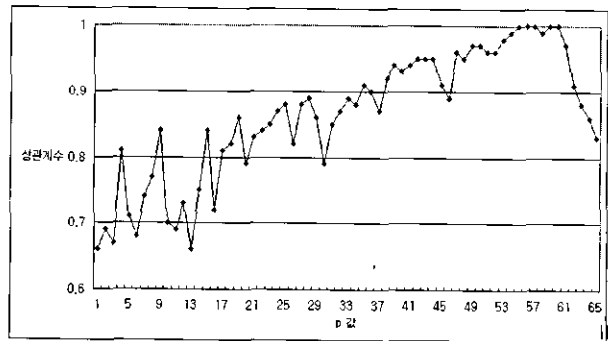


그림 4. p값에 따른 상관계수  
Fig. 4. Correlation coefficient to p value

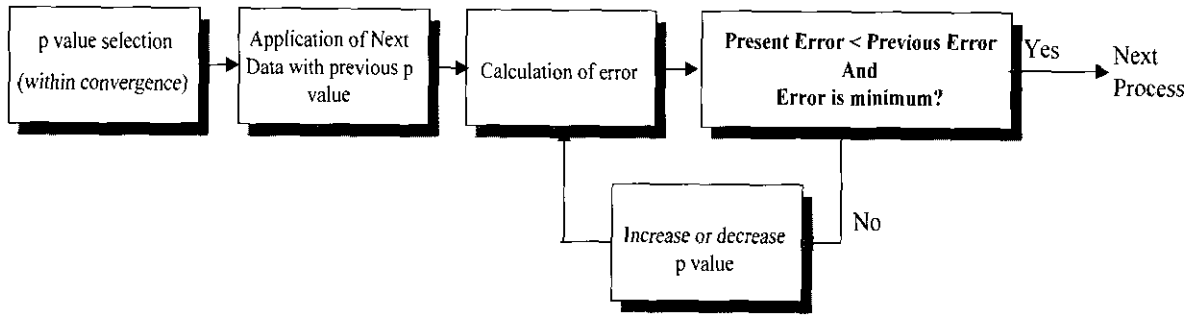


그림 5. Prony 방법을 적용하기 위한 순서도  
Fig. 5. Flowchart for applying Prony method to data

된  $\mu$ 값의 MSE(Mean Square Error)가 가장 작을 때의 값과 상관계수의 두 가지 값을 기준으로 p값을 선정하였다.

그림 3과 그림 4로부터 알 수 있듯이, p값을 50과 60사이에서 MSE가 0에 가까운 결과가 나왔고, 상관계수 또한 1에 가까운 값이 나왔다.

그리고  $\mu$ 값을 산출해 내는데 있어 최적의 결과를 얻기 위해 그림5의 순서도와 같이 오차를 최대한으로 줄일 수 있도록 실험을 수행하였다. p값을 50~60사이의 값을 먼저 선택한 다음 MSE가 제일 적은 경우, 이 p값을 그 다음 데이터에 적용하되 오차가 이전 데이터보다 더 작을 때까지 p값을 변경시켜 가면서 추론하였다.

**잡음 모델**

본 논문에서 시뮬레이션용 데이터로서 p값을 결정하기 위해 사용한 임의의 10개의 시각자극 유발전위에 Prony 방법을 적용한 후 신호를 재구성하였다. 재구성된 각각의 데이터에 백색 잡음과 0-200Hz의 주파수 스펙트럼을 가지는 잡음, 0-50Hz의 주파수 스펙트럼을 가지는 잡음, 그리고 유발전위 측정 시 배경잡음 중의 하나인 실제 뇌전도를 첨가하여 평균법을 수행하는 과정이 되도록 합성하였다. 백색 잡음의 경우 가우시안 분포를 가지도록 하였고, 0-200Hz의 주파수 스펙트럼을 가지는 잡음과 0-50Hz의 주파수 스펙트럼을 가지는 잡음의 경우 랜덤 잡음으로부터 각각 200Hz와 50Hz의 차단주파수를 가지는 저역 필터를 통과한 후의 신호를 사용하였고, 뇌전도의 경우 실제 약 300ms 동안에 발생하는 뇌전도로부터 얻어진 15차의 계수를 가지는 자기회귀 모델을 사용하여 뇌전도 잡음을 발생하였다[3]. 평균법의 경우 평균화하는 횟수가 증가할수록 신호-대-잡음비가 높아지므로 본 논문에서는 신호-대-잡음비가 -10dB에서 +20dB까지의 신호를 합성하여 평균법의 과정을 시뮬레이션 하였다[13].

**오차측정**

Prony 방법을 시각자극 유발전위에 적용한 결과를 분석하기 위해서는 오차측정이 필수적이다.

유발전위의 측정 모델을 식 (13)과 같다고 했을 경우  $s(n)$ 은 결정적인 신호로서의 유발전위에 해당되고,  $\eta_i(n)$ 은 다른

근원으로부터의 뇌전도나 여러 가지 잡음에 해당된다.

$$y_i(n) = s(n) + \eta_i(n) \tag{13}$$

K번의 평균화가 진행이 되면 신호는 식 (14)와 같이 되고, 잡음의 분산(variance)은 식 (15)처럼 감소하게 되어 결과적으로 신호-대-잡음비가 증가하게 된다.

$$\hat{s}_a(n) = \langle y_i(n) \rangle_K = s(n) + \langle \eta(n) \rangle_K \tag{14}$$

$$\sigma_{\eta_a}^2 = \sigma_{\eta}^2 / K \tag{15}$$

추론 오차는 일반적으로 식 (16)과 같이 계산이 되는데, 아래 첨자 q는 추론 방법에 해당된다.

$$\epsilon_q(n) = s(n) - \hat{s}_q(n) \tag{16}$$

즉 평균화의 경우 오차는  $\epsilon_q(n) = \epsilon_a(n) = \langle \eta(n) \rangle_K$ 와 같고, Prony 방법의 경우에는  $\epsilon_q(n) = \epsilon_p(n)$ 과 같다.

본 논문에서 추론의 결과 분석시 가장 많이 쓰이는 신호-대-잡음비와 상관계수를 각각 식 (17), 식 (18)과 같이 정의하였다.

$$\Delta\gamma = \gamma_p - \gamma_a = 10 \log \left( \frac{\sigma_{\epsilon_a}^2}{\sigma_{\epsilon_p}^2} \right) \tag{17}$$

$$\rho_q = \frac{R_s s_r^*(0)}{\sqrt{R_{ss}(0) R_{s_r^* s_r^*}(0)}} \tag{18}$$

식 (18)에서 R은 상관함수가 된다. 식 (17)에서 신호-대-잡음비는 식 (19)와 같이 계산된다.

$$\gamma_q = -10 \log \left( \frac{\sigma_{\epsilon_q}^2}{\sigma_{\epsilon_s}^2} \right) \tag{19}$$

본 논문에서  $\Delta\gamma$ 값이 양수일 경우 Prony 방법이 평균법보다 추론이 더 잘 된 경우를 나타내고,  $\sigma_q$ 값이 1에 가까울수록 추론된 신호와 원래 신호와 밀접하게 관련이 있는 경우를 나타

표 1. 데이터 획득 시 사용된 프로토콜

Table 1. Protocol that was used in data acquisition

항목	내용
Gain	20 $\mu$ V/div
Hicut	2kHz
Locut	0.04Hz
Sweep Speed	20ms/div
Repetition rate	2.11/sec
Average	200
Field	Full field
Side	Left or Right

낸다.

### 실험 과정 및 방법

실제로 시각자극 유발전위를 측정하는데 있어서, 약 100~250번 정도의 평균화를 거치게 된다[1, 2]. 본 논문에서 평균화를 하는 과정의 데이터를 획득하여, 시뮬레이션 과정에서 얻은 파라미터로 실제 데이터에 응용을 하였다.

본 논문에서는 Cadwell 社(Washington, USA)의 Excel EP/EMG 측정기를 사용하여 데이터를 획득하였다. 표 1은 데이터 획득 시 사용된 프로토콜이다[14].

그림 6은 시각자극 유발전위 측정시 사용되는 14 인치 비디오 모니터의 6×8 Full Field의 체커보드 패턴이다. 측정시 체커보드의 흑색 격자와 백색 격자는 반복율에 따라 반전되면서, 피험자는 체커보드 중앙의 원점을 주시하면서 유발전위를 측정하게 된다.

전극의 부착위치는 10-20 국제 표준 시스템에 따라 착석한 상태에서 측정하였다. 전극부착방법은 그림 7의 10-20 시스템에서 접지는 Cz, active는 Oz, 그리고 reference는 Fz로 하였다.

본 논문에서는 정상 성인의 시각자극 유발전위 10건을 획득하였는데, 임상 전문의의 평가에 따라 정상이라고 판정된 데이터를 사용하였다. 그리고, 데이터의 샘플링 주파수는 1066Hz이고, 데이터 분석에는 각 반응마다 256 샘플 데이터 포인터를 사용하였다. 또한, 평균법 과정의 데이터를 획득하기 위해 20번 단위마다 그때의 시각자극 유발전위 데이터를 저장하였다.

### 실험 결과

#### 시뮬레이션 결과

본 논문에서의 시뮬레이션은 네 가지 잡음 모델을 10개의 최종적인 시각 자극 유발전위에 첨가한 후 -10dB~20dB의 잡음 레벨에 따른 과형을 구성한 후 각각의 레벨에 따라 Prony 방법을 적용하였다. Prony 방법을 이용하여 10개의 시각자극 유발전위를 재구성한 결과, 원래의 평균화된 유발전위와 아주

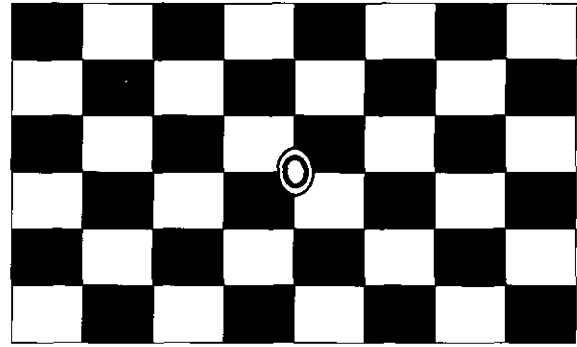


그림 6. 시각자극 유발전위 측정시 사용되는 비디오 모니터의 체커보드 패턴

Fig. 6. Checkerboard pattern of video monitor in measuring VEP

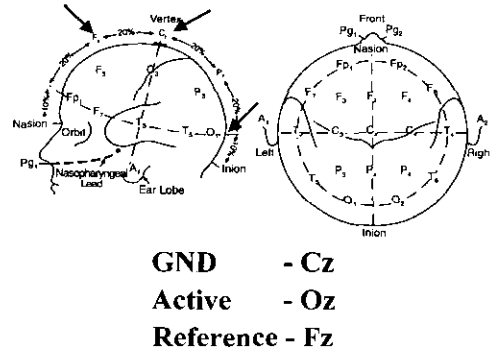


그림 7. 10-20 국제 표준 시스템에 따른 전극의 부착위치

Fig. 7. Location of electrode attachment in 10-20 international standard system

흡사한 결과가 관찰되었다. 그림 8과 9에서 가장 하단의 그림 좌·우측이 최종 평균화된 유발전위와 Prony 방법을 적용한 결과를 각각 나타낸 것이고, 각각의 그림에서 좌측 패널의 그림은 평균화 과정 추론을 나타낸 것이고, 우측 패널이 그에 해당하는 Prony 모델을 나타낸 것이다. 그림 8과 그림 9로부터 Prony 모델이 시각자극 유발전위 측정시 평균법의 후처리기로 사용된다면 유발전위 추론시 많은 개선점을 제공해 줄 수 있음을 알 수 있다. -10dB의 경우 Prony 방법이 적용된 결과가 신호-대-잡음비가 낮지만 평균법 후의 신호-대-잡음비가 높아질수록 Prony 방법의 성능이 우수해 짐을 시뮬레이션 결과로부터 알 수 있다.

그림 10과 그림 11은 본 논문에서 사용한 네 가지 잡음 모델에 대해 Prony 방법을 적용한 종합적인 시뮬레이션 결과를 나타낸 것이다.

이는 10개의 임의의 평균법 적용후의 시각자극 유발전위에 대해서 각각의 잡음을 첨가하였을 때의 Prony 방법을 적용하여 그 평균 데이터를 나타낸 것이다. 그림 10은 상관계수를 나타낸 것으로서 -10dB에서 20dB까지 신호-대-잡음비가 증가할수록 각각의 평균법에 비해 상관계수가 높음을 알 수 있다. 그림 11은 신호-대-잡음 개선비를 나타낸 것으로서 백색잡음의

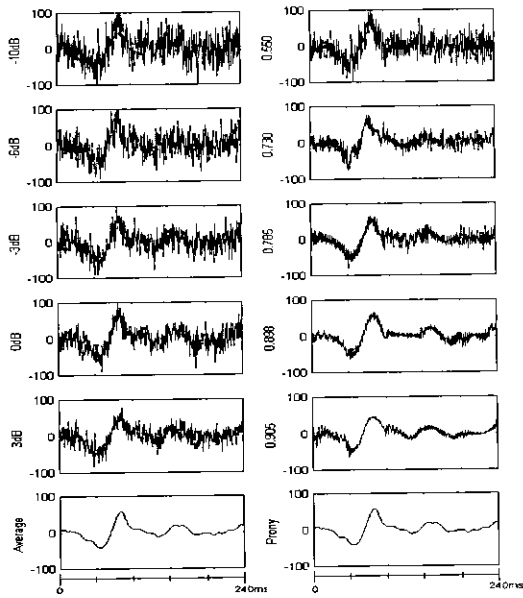


그림 8. 백색잡음에 대한 Prony 방법 적용 결과 파형(1)  
 Fig. 8. Result waves (1) after applying Prony method to averaging EP for white noise

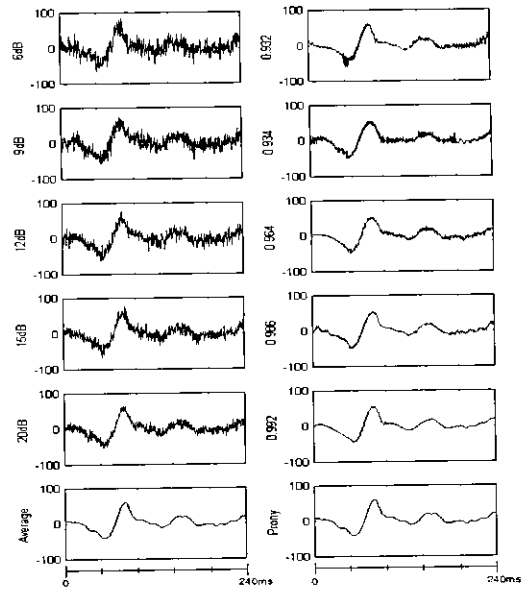


그림 9. 백색잡음에 대한 Prony 방법 적용 결과 파형(2)  
 Fig. 9. Result waves (2) after applying Prony method to averaging EP for white noise

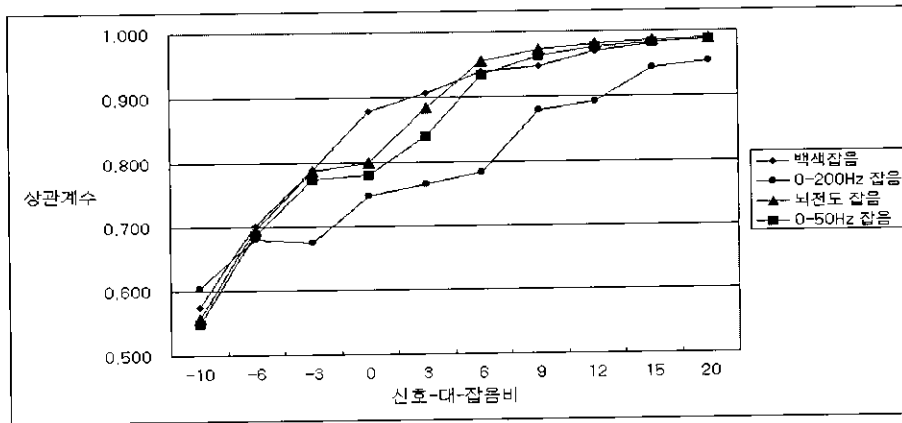


그림 10. 잡음 모델에 따른 최종 평균법에 대한 상관계수  
 Fig. 10. Correlation coefficient against final averaging EP for various noise types

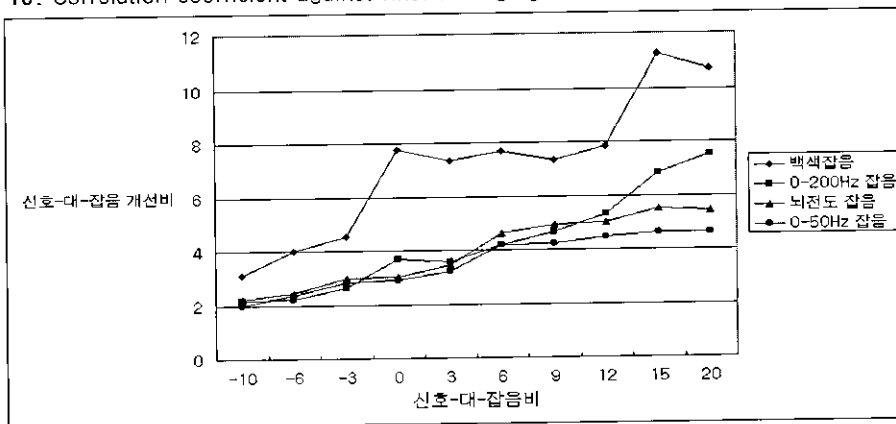


그림 11. 잡음 모델에 따른 최종 평균법에 대한 신호-대-잡음 개선비  
 Fig. 11. SNR improvement against final averaging EP for various noise types

표 2 실제 데이터에 Prony 방법 적용후의 결과

Table 2. Result after applying Prony method to averaging of real EPs

항목	분류	상관 계수		신호-대-잡음 개선비	
		평균법	Prony	평균법	Prony
20회 평균		0.8807	0.9395	3.0867	6.2673
40회 평균		0.9151	0.9420	5.0089	6.3489
60회 평균		0.9215	0.9437	2.3662	3.0370
80회 평균		0.9336	0.9528	8.3704	10.4217
100회 평균		0.9481	0.9687	10.2929	13.1803
120회 평균		0.9607	0.9831	11.1086	13.7591
140회 평균		0.9733	0.9890	13.5903	14.8826
160회 평균		0.9752	0.9818	13.7135	14.8980
180회 평균		0.9856	0.9821	13.7312	15.2172
200회 평균		1.0000	0.9983	-	19.3214

경우 평균적으로 7.16dB, 0-200Hz 잡음의 경우 4.28dB, 뇌전도 잡음의 경우 3.96dB, 0-50Hz 잡음의 경우 3.55dB의 신호-대-잡음비 개선을 보였다. 잡음의 주파수 대역이 넓어질수록 Prony 방법의 성능이 우수하게 나타나지만, 전반적으로 Prony 방법을 유발전위 측정시 평균법 이후 후처리기로 사용할 경우 신호-대-잡음비 개선의 효과를 얻을 수 있음을 알 수 있다.

**실제 데이터에 대한 실험결과**

그림 12와 그림 13은 실제 시각자극 유발전위 데이터에 Prony 방법을 적용한 결과로서, 왼쪽 패널은 평균법을 20회 단위마다 측정된 것이고, 오른쪽 패널은 그에 해당하는 Prony 방법 적용후의 결과를 나타낸 것이다.

표 2는 200회 평균화한 데이터를 기준으로 각각 평균법을 취한 데이터에 대해 Prony 방법을 적용한 데이터의 평균 상관계수와 신호-대-잡음 비율을 나타낸 것이다. 표2의 각 수치들은 20회 단위마다 평균법을 실행 한 후 Prony 방법을 적용하여 최종 200회 파형을 비교대상으로 하여 평균법과 Prony 방법의 상관계수 및 신호-대-잡음 개선비를 나타낸다. 시뮬레이션에서와 비슷한 결과로 평균법을 사용하였을 때의 결과에 후처리 기 능으로서 Prony 방법을 적용하였을 때에 최고 3.5dB, 최소 1.5dB로서 평균적으로 약 2.51dB의 신호-대-잡음 비율 개선이 있었다.

시뮬레이션 과정에서는 임의로 잡음을 첨가하여 -10dB ~ 20dB의 유발전위를 만들었지만, 실제 유발전위 측정시에는 정형화된 잡음이 첨가되는 경우가 아니라 근육의 움직임이나, EOG, EEG와 같은 외적인 잡음의 영향도 첨가될 우려가 있기 때문에, 실제 데이터에 Prony 방법을 적용한 결과 분석시에는 신호의 신호-대-잡음 개선비율의 효과를 판정하는 것이 중요하다[12].

그림 9에서의 경우 60회에 평균화를 하였을 경우 피험자의 움직임으로 인한 잡음이 약간 첨가되어 상관계수의 선형적인 특징이 적용되지 않았다. 표 2에서 알 수 있듯이 160회에서

200회까지는 평균법과 Prony 방법을 적용하였을 때의 경우와 비교해서 상관계수와의 차이가 별로 나지 않는데, 이는 200회 평균화한 유발전위를 기준으로 계산을 한 것에 기인한다고 할 수 있다.

또한 실제 유발전위 측정 시 측정에 직접적인 영향이 아닌 근육의 움직임 같은 간접적인 영향이 없다고 가정한다면, 표 2에서 상관계수 및 신호-대-잡음 개선 비율의 결과가 선형적으로 나올 것이고, 이는 평균법을 할 경우에 후처리 기 능으로서 Prony 방법을 적용한다면 평균법의 기록 시간 단축의 결과를 가져올 수 있을 것이다. 예를 들어 표 2에서 120회 평균법을 취한 후의 Prony 방법 적용 결과의 신호-대-잡음 비율이 약 180-200회 정도의 평균법을 취했을 때의 경우의 신호-대-잡음 비율이 비슷함을 알 수 있다.

결과적으로 Prony 방법을 평균법 이후의 후처리기로 적용을 하였을 경우, 신호의 질적인 향상 측면이라는 결과를 볼 수 있음을 알 수 있다.

**결론 및 고찰**

본 연구에서 Prony 방법을 이용하여 유발전위 추론시에 가장 널리 사용되는 방법인 평균법의 단점을 보완할 수 있는 기반을 마련하였다. 평균법의 과정을 모사하기 위해 백색 잡음, 0-200Hz의 잡음, 0-50Hz의 잡음, 그리고 실제 유발전위 측정 시 배경잡음 중의 하나가 될 수 있는 뇌전도 잡음을 첨가하였다. 이러한 모사된 신호에 Prony 방법을 적용하여 최종적으로 평균화된 파형과 비교하였고, 신호-대-잡음 비율 개선의 결과가 있음을 시뮬레이션을 통해 증명하였다. 또한 임상적으로 검증된 기기에서 실제 의료원에서 사용하는 유발전위 측정 절차에 따라 평균화되는 과정의 데이터를 수집하였고, 수집한 데이터에 Prony 방법을 적용하였다.

시뮬레이션과 실제 데이터에 대한 실험을 통해 Prony 방법은 평균법의 후처리기로 사용될 경우 신호의 질적인 향상이

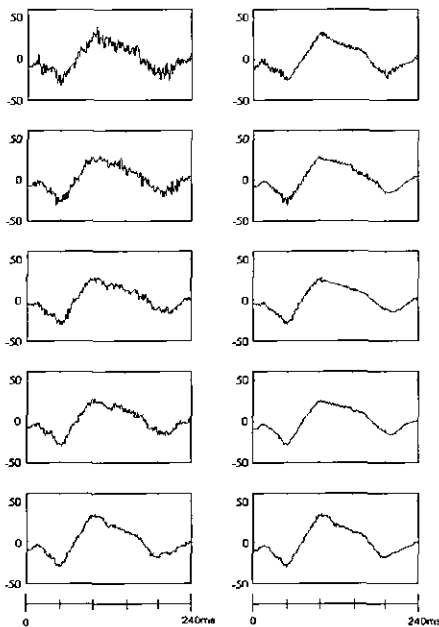


그림 12. 실제 데이터에 Prony 방법을 적용한 결과 파형(1)  
Fig. 12. Result waves (1) after applying Prony method to averaging of real EPs

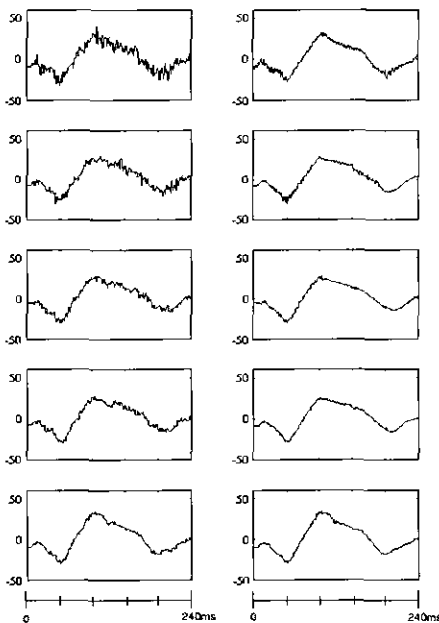


그림 13. 실제 데이터에 Prony 방법을 적용한 결과 파형(2)  
Fig. 13. Result waves (2) after applying Prony method to averaging of real EPs

이루어 졌음을 증명하였고, 또한 유발전위 추론에 있어서 두 가지 방법을 같이 사용한다면 단일-시도 유발전위의 기록 횟수를 감소시킬 수도 있음을 증명하였다.

시뮬레이션 과정에서 잡음의 형태를 세 가지로 분류하여 실험을 수행하였으나, 실제 유발전위 측정시 여러 가지 배경잡음

이 첨가되므로 좀더 다양한 배경잡음 모델에 대한 실험을 첨가하여 Prony 방법의 유용성을 증명할 필요가 있다. 또한, 추론 결과에 대해서도 임상전문의의 평가를 통해 추론 결과의 신빙성을 확보한다면 좀더 폭넓게 유발전위 측정분야에 사용 가능할 것이다.

## 참고 문헌

1. Keith H. Chiappa, *Evoked Potentials in Clinical Medicine-Third Edition*, Lippincott-Raven, 1997
2. Karl E. Misulis Spehlmann's evoked potential primer - visual, auditory, and somatosensory evoked potentials in clinical diagnosis, Butterworth-Heinemann
3. T. Akkin, S. Saliu, "Estimation of evoked potentials using total least squares prony technique", *Medical & Biological Engineering & Computing*, Vol. 36, 1998, pp. 544-548
4. Metin Akay, *Biomedical Signal Processing*, Academic Press, 1994, pp. 281-300
5. T. Demiralp, A. Ademoglu, "Modeling of evoked potentials as decaying sinusoidal oscillations by prony method", in *Proceedings, IEEE EMBS, Paris, 1992*
6. M.R. Osborne, G.K. Smyth, "A modified prony algorithm for fitting sums of exponential functions", *SIAM J. Sci. Comput.*, Vol. 16, 1995, pp. 119-138.
7. 안창범, 우용제, 윤영로, 이경중, "생체신호처리 연구의 현황과 전망", *의공학회지*, 제20권, 제2호, 1999, pp. 119-138
8. Jorge I. Aunon, Clare D. McGillem, Donald G. Childers, "Signal processing in evoked potential research : Averaging and Modeling", *CRC Critical Reviews in Bioengineering*, 1981. pp. 323-367
9. E. Donchin, L. Cohen, "Average evoked potentials and intramodality selective attention", *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.*, Vol. 22, 1967, pp. 537-546
10. C.D. McGillem, J.I. Aunon, "Measurement of signal components in single visually evoked brain potentials", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering, BME-24*, Vol. 3, 1977, pp. 232-247
11. N.V. Thakor, "Adaptive filtering of evoked potentials", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering, BME-34*, 1987, pp. 6-12
12. Maria Hansson, Tomas Gansler, Goran Salomonsson, "Estimation of single event-related potentials utilizing the prony method", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 43, No. 10, 1996, pp. 973-981
13. Christopher A. Vaz, Nitish V. Thakor, "Adaptive fourier estimation of time-varying evoked potentials",



IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol.  
36, No. 4, 1989, pp. 448-455

14. Cadwell, Cadwell Excel - Operator's Manual, Cadwell  
Laboratories, Inc., 1993